



فصلنامه علمی ((دفاع هوافضایی))

دوره ۲، شماره ۳، آذر ۱۴۰۲

عنوان مقالات

مقاله پژوهشی

ردیابی اهداف در رادار با استفاده از تکنیک فیلتر کالمن

رضا طریقی^۱، محمد حسین خالصی^۲، محمد حسین کاظمی^۳

۱- دکتری تخصصی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علمی کاربردی تهران، مرکز فولاد پیچ کار، تهران، ایران.

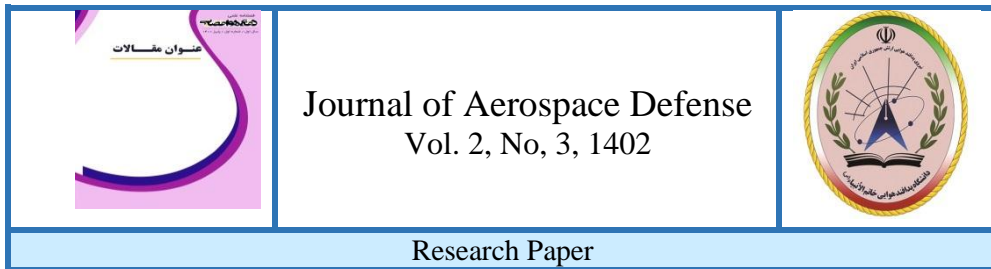
۲- استادیار، دانشکده مکانیک، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران.

۳- دانشیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شاهد، تهران، ایران.

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۱/۱۵	<p>فیلتر کالمن مجموعه‌ای از معادلات ریاضی است که یک ابزار موثر محاسباتی برای تخمین حالت فرآیند در اختیار ما می‌گذارد. به این طریق که متوسط مجذور خطا را به حداقل می‌رساند. در برخی از کاربردها این فیلتر بسیار قوی عمل نموده، وضعیت گذشته و نیز وضعیت حال و آینده را پشتیبانی می‌کند. این حالت برای وقتی که مدل سیستم نیز نامشخص است دقیق عمل می‌کند. فیلتر کالمن مسائل عمومی را که سعی در تخمین حالت X دارند راهنمایی می‌کند تا فرآیند زمان گسسته به وسیله‌ی معادله تفاضلی تصادفی به صورت خطی کنترل شود. هدف در این مقاله این است که به طور صحیح ردیابی هدف مورد استفاده در یک رادار با کمک از تکنیک فیلتر کالمن و نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی گردد. نتیجه پیاده‌سازی با استفاده از یک هدف شبیه‌سازی شده تقریبی، برای مانورهای سیستم پروازی مورد بررسی و برنامه‌ریزی قرار گرفته است.</p>
تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۶/۲۰	
کلمات کلیدی: ردیابی، فیلتر کالمن، رادار	
نویسنده مسئول: رضا طریقی ایمیل: Tarighi_r@protonmail.com	doi

استناد به مقاله: رضا طریقی، محمد حسین خالصی، محمد حسین کاظمی، ردیابی اهداف در رادار با استفاده

از تکنیک فیلتر کالمن، مجله علمی پژوهشی دفاع هوافضایی دوره ۲، شماره ۳، آذر ۱۴۰۲.



Journal of Aerospace Defense
Vol. 2, No. 3, 1402

Research Paper

Target Tracking in Radar using the Kalman Filter Technique

Reza Tarighi¹, M.H Khalesi², M.H. Kazemi³

1. Department of Electrical Engineering, University of Applied Science and Technology Tehran, Centre of Poolad Peech Kar (P.P.K), Tehran, Iran.
2. Department of Mechanical Engineering, Semnan University, Semnan, Iran.
3. Department of Electrical Engineering, Shahed University, Tehran, Iran.

Article Information

Accepted: 1402/11/15

Received: 1402/06/20

Keywords:

Tracking, Kalman filter, Radar,

Abstract

The Kalman filter is a set of mathematical equations that is a computationally efficient tool for estimation. It provides us with the process status, in this way, it minimizes the mean square error. In some applications, this filter is very strong, it supports the past situation as well as the present and future situation. This mode is accurate for when the system model is also uncertain. The Kalman filter guides general problems trying to estimate the state x so that the discrete-time process is linearly controlled by a stochastic differential equation. The purpose of this article is to correctly track the target used in a radar with the help of the Kalman filter technique and MATLAB. The result of the implementation has been analyzed and planned for flight system maneuvers using a simulated target.



Corresponding author:

Reza Tarighi

Email: Tarighi_r@protonmail.com

HOW TO CITE: Reza Tarighi, M.H Khalesi, M.H. Kazemi, Target Tracking in Radar using the Kalman Filter Technique, Journal of Aerospace Defense, Vol. 2, No 3, 1402.

۱- مقدمه

ردگیری به هنگام جستجو حالتی از عملکرد رادار هواپیما است که در آن قسمتی از توان رادار برای تعقیب هدف و قسمتی از توان رادار برای جستجوی هدف به کار می رود. این حالت بر خلاف حالت تعقیب ساده است که در آن همه توان رادار برای تعقیب هدف به کار می رود. در حالت ردگیری به هنگام جستجو رادار توانایی هدفگیری اهداف دیگر را دارد، درحالیکه موقعیت هوایی آسمان رانیز تحت نظر دارد. همچنین در این حالت شناخت بهتری از موقعیت موجود وجود دارد که در اندازه گیری نمایش داده می شود. وظیفه بخش ردیابی کشف اهداف واقعی موجود در ناحیه مراقبت و انجام تخمینی مناسب از متغیرهای حرکتی آنها مانند مکان و سرعت با استفاده از گزارشهای رادار در اسکن های متوالی می باشد این مسئله متشکل از دو بخش عمده تخصیص داده و تخمین حالت است. حالتی از عملکرد رادار هواپیما است. انتخاب مدل مناسب برای حرکت هدف و نحوه مدل سازی مانور آن بسته به کاربرد مورد نظر، از اهمیت ویژه ای برخوردار است. یکی از مشکلات حاد در سیستمهای ردیابی مشخص نبودن منشاء هر کدام از مشاهدات گزارش شده توسط حسگر (رادار) می باشد که از مهمترین عوامل ایجاد این شرایط می توان به وجود هشدارهای غلط در سیستم آشکار سازی، کلاتر ناشی از انعکاس از اهداف مجازی موجود اشاره کرد [۱]. وظیفه یک سیستم ردیابی یک یا چند هدفه افزای اطلاعات دریافتی از سنسور ها به مجموعه هایی از مشاهدات که منبع و منشاء مشترک دارند به گونه ای که متعاقب این عمل و حذف اطلاعاتی که مورد علاقه نیستند امکان تخمین کمی حرکتی هدف مانند مکان و سرعت و بعضاً شتاب پدید می آید. سنسور کمیتی است نوپزی، وابسته به موقعیت هدف را اندازه گیری کرده و فیلتر ردیابی سعی دارد که تخمین دقیقی از موقعیت با حداقل نویز به دست آورد. این فیلتر معمولاً بر اساس مدل حرکت هدف طراحی می گردد. برای انجام عملیات ردیابی منشاء هر گزارش سنسور مشخص گردد در کاربرد خاص رادار^۱ TWS یک مشاهده یا گزارش می تواند:

أ. متعلق به یکی از اهداف تحت ردیابی باشد که در این صورت بایستی هدف مذکور را تعیین نمود.

ب. متعلق به هدف جدید باشد.

ج. هشدار غلط ناشی از کلاتر موجود در پس زمینه ناحیه مراقب داخل یا خطاهای موجود در

سیستمهای آشکار سازی و پردازش سیگنال باشد.

بر این اساس ردیابی مورد نظر بایستی دارای قابلیت های زیر باشد:

أ. کشف اهداف جدید وارد شده به ناحیه مراقبت و تشکیل مشاهده ات برای آنها.

ب. حفظ و به هنگام کردن مشاهدات موجود از طریق تخمین کمیت های حرکتی مانند مکان

و سرعت و گاهی شتاب.

¹Track While Scan

ج. حذف مشاهدات اهدافی که از ناحیه مراقبت خارج شده و یا معیار لازم جهت ادامه ردیابی را دارا نیستند [۲].

در این مقاله سعی شده است:

أ. با بررسی یک مدل سازی از فیلتر کالمن، و استفاده از دیتاهای تقریبی از مانورهای یک سیستم پروازی کوشش شده است نحوه عملکرد مدل سازی چه به صورت تقریبی و چه به صورت شبیه سازی ارائه گردد.

ب. مانورهای معرفی شده از مانورهای اصلی در یک سیستم پروازی حقیقی برگرفته شده است و ورودی‌ها به ردیاب محدوده اندازه گیری و زاویه سمت هستند.

ج. سیستم مختصات در حال حرکت و چرخش در داخل الگوریتم کالمن فیلتر در نظر گرفته شده است.

د. همچنین دخالت نویز به صورت گسترده در تمامی مسیر تهاجمی و غیر تهاجمی مورد ارزیابی قرار گرفته است.

همچنین از نوآوری‌های دیگر مقاله می‌توان به انتخاب انحراف استاندارد که در ۵۰ کیلومتری خطای سمت که حدود ۱۰ برابر انحراف استاندارد خطای محدوده است، اشاره نمود. در اکثر مقاله های معرفی شده در این حوزه کوشش بر ارائه یک مسیر غیر واقعی بوده است، که در ادامه به اختصار به معرفی آنها می

پردازیم. در [۲] ردیابی رادار با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته برای مسیرهای پروازی

مورد بررسی قرار گرفته است. فیلتر کالمن توسعه یافته برای حل مسئله تخمین حالت غیر خطی مورد

استفاده قرار گرفته است. پیشنهاد این مرجع استفاده از یک نقطه محاسبه ماتریس ژاکوبین جدید و یک

کوواریانس پیشین جدید، محاسبات ماتریسی تعیین شده به EKF کلاسیک اضافه می‌شود تا عملکرد

آن بهبود یابد. کاربرد فیوژن سنسور داده با استفاده از الگوریتم فیلتر کالمن توسعه یافته برای شناسایی و

ردیابی حرکت اهداف از با استفاده از دیتاهای راداری لیدار در [۴] ارائه شده است در این مرجع یک

معماری برای ترکیب داده‌های حسگر^۱ LiDAR و رادار از طریق مدل فیلتر کالمن توسعه یافته

بر اساس مدل^۲ CTRV و پیش‌بینی سرعت زاویه‌ای یک پهپاد اجرا شده است. تخمین تاخیر زمانی

در سیستم رادار با استفاده از فیلتر کالمن تکراری مبتنی بر مدل فازی در [۵] معرفی شده است.

استفاده از فیلتر کالمن برای ردیابی اهداف رادار در [۶] ارائه شده است. در این مرجع اصول ردیابی

بازگشتی و از فیلترهای پیش‌بینی برای ردیابی یک مانور استفاده شده، همچنین برای اندازه

گیری‌ها از فیلتر کالمن برای تخمین (پیش‌بینی) استفاده گردیده است. در [۷] ردیابی اهداف راداری

بر اساس حالت گذار میانی برای با اندازه گیری‌های غیر خطی با استفاده از فیلتر کالمن مورد

استفاده قرار گرفته است. در [۸] ردیابی اهداف برای رادار پهن باند با کمک از فیلتر کالمن مورد

¹ Light Detection and Ranging

² Constant Turn Rate and Velocity Model

ارزیابی قرار گرفته است. در این مرجع فیلترکالمن یکپارچه، پروفایل محدوده با وضوح بالا و ارزش پیچیده نیز به عنوان یک سیگنال مرجع بایکپارچه سازی منسجم دریک پنجره کشویی، که شامل توزیع پراکندگی هدف و ویژگی های فاز است، معرفی می شود. همچنین می توان به مراجع اخیر [۹-۱۳] و نیز اشاره نمود. در [۱۴] تخمین حالت هدف و مشکلات ردیابی با الگوریتم غیرخطی فیلترکالمن شده و نیز در مورد تخمین وضعیت از اندازه گیری های حسگر نویزی، پژوهشی انجام گرفته، که با توجه به اهمیت برآورد دقیق در مسائل ردیابی، با حداقل خطا و نه موقعیت واقعی تخمینی محاسبه شود. مقایسه ها با فیلترهای EKF^1 ، UKF^2 و CKF^3 انجام شده است. آزمایشات شبیه سازی نشان می دهد که کارایی EKF به علت کم بودن $RMSE^4$ عملکرد بهتری در مقایسه با الگوریتم UKF است. همچنین، عملکرد الگوریتم EKF به طور چشمگیری کاهش یافته است. در [۱۵] ردیابی هدف و پیش بینی زمان تخمینی ورود هواپیما مورد بررسی قرار گرفته، بر این اساس پیش بینی تخمین زمان ورود هواپیما از یک سیستم خطی ترکیبی به دست می آید. مدل های حالت هیبریدی زمان گسسته مشتق شده و برآورد دو حالت الگوریتم، تعامل مدل چندگانه و فیلتر ذرات با نمونه گیری مجدد همراه با مدل استاندارد زنجیره مارکوف، برای ردیابی هدف پیاده سازی شده است. ردیابی چندگانه با استفاده از فیلتر کالمن و جریان نوری در [۱۶] مورد بررسی قرار گرفته است. در [۱۷] برآورد وضعیت مانور هواپیما با استفاده از فیلتر کالمن و با استفاده از سنسور که تنها به اندازه گیری زاویه پایداری و محدوده حرکتی هواپیما مورد بررسی قرار گرفته است. محدوده، دامنه سرعت، پایداری و میزان پایداری یک مانور هواپیما با سرعت های ناشناخته متفاوت است. عملکرد ردیابی فیلتر کالمن مراحل پیش بینی ساده و چندگانه بین اندازه گیری گام را نشان می دهد. در [۱۸] یک فیلتر چندمنظوره کالمن نامحدود برای استنتاج موقعیت هواپیما و حالت تاکسی از داده های نظارت سطحی مورد بررسی قرار گرفته است. در تخمین [۱۹] فیلتر کالمن بر اساس فیلتر ذرات راثو رابرای ردیابی رادار بیان شده است. فیلتر کردن ذرات $RBPF^5$ یک چهارچوب ردیابی عمومی با حالت خطی/غیرخطی ارائه می دهد، که استاندارد فیلتر کردن ذرات را در ردیابی سناریوهای غیرخطی و غیرگوسی بهبود می بخشد. در ادامه روند انجام مقاله، پس از مقدمه به معرفی بخشی از روند کار با معادلات فیلتر کالمن و ساختارهای مرتبط با آن ارائه می شود و نتایجی از دو مانور رهگیری ارائه می گردد. در بخش سوم سناریو طراحی شده و در بخش چهارم نتایج شبیه سازی سناریو ارائه شده است. در بخش آخر نتیجه گیری و مراجع معرفی شده اند.

¹ Extended Kalman Filter

² Unscented Kalman Filter

³ Cubature Kalman Filter

⁴ Root Mean Square Error

⁵ Rao-Blackwellized particle filter

۲- مدل سازی فیلتر کالمن

پس از ارائه مقاله معروف کالمن در مورد راه حل بازگشتی برای مسائل فیلتر زمان گسسته، در حوزه ی اتوماسیون و ناوبری از این فیلتر بسیار بهره برده شده است. فیلتر کالمن مجموعه ای از معادلات ریاضی است که یک ابزار موثر محاسباتی برای تخمین حالت فرآیند در اختیار ما می گذارد. به این طریق که متوسط مجذور خطا را به حداقل می رساند. در برخی از کاربردها این فیلتر بسیار قوی عمل می کند: وضعیت گذشته و نیز وضعیت حال و آینده را پشتیبانی می کند. این حالت برای وقتی که مدل سیستم نیز نامشخص است دقیق عمل می کند. فیلتر کالمن مسائل عمومی که سعی در تخمین حالت X دارند را راهنمایی می کند تا فرآیند زمان گسسته به وسیله ی معادله ی تفاضلی تصادفی زیر به صورت خطی کنترل شود.

$$x_k = Ax_{(k-1)} + Bu_{(k-1)} + w_{(k-1)} \quad (1)$$

که در این میان Z مقدار اندازه گیری شده می باشد.

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

متغیر اتفاقی w_k, v_k نویز اندازه گیری و نویز فرآیند را نشان می دهند که دارای توزیع احتمال نرمال هستند.

$$\begin{aligned} p(w) &\sim N(0, Q) \\ p(v) &\sim N(0, R) \end{aligned} \quad (3)$$

عملاً ماتریس کواریانس نویز فرآیند Q و کواریانس نویز اندازه گیری شده R با هر پله زمانی یا اندازه گیری می توانند تغییر کنند، اگر چه ما فرض می کنیم که آن ها ثابت هستند. ماتریس A در معادله ی تفاضلی یک ماتریس $n \times n$ می باشد که حالت زمان $k-1$ را به زمان k که زمان فعلی است مربوط می کند. در غیاب یک عملگر محرک یا پردازش نویز عمل می کند. خاطر نشان می شویم که در عمل A می تواند با هر پله زمانی تغییر کند اما ما فرض می کنیم که آن مقداری ثابت است. ماتریس B یک ماتریس $n \times 1$ است که مرتبط با ورودی کنترل شونده u است. ماتریس H که یک ماتریس $m \times n$ می باشد که مرتبط با معادله ی اندازه گیری حالت اندازه گیری شده z_k است. در عمل H می تواند با هر پله زمانی یا اندازه گیری تغییر کند ولی ما آن را ثابت در نظر می گیریم. \hat{x}_k را به عنوان یک حالت قبلی تخمین نسبت به پله ی k ام تعریف می کنیم که دانش در مورد فرآیند قبل از پله ی k ام است. \hat{x}_k که حالت تخمینی فعلی در پله ی k ام است

که مقدار اندازه گیری شده ی Z را می دهد. ما یک تخمین خطای فعلی و یک تخمین خطای قبلی را تعریف می کنیم:

$$\begin{aligned} e_k^- &\equiv x_k - \hat{x}_k^- \\ e_k &\equiv x_k - \hat{x}_k \end{aligned} \quad (۴)$$

برای کوواریانس تخمین خطای قبلی و فعلی داریم :

$$\begin{aligned} P_k^- &= E(e_k^- e_k^{-T}) \\ P_k &= E(e_k e_k^T) \end{aligned} \quad (۵)$$

در نتیجه گیری معادله برای فیلتر کالمن با هدف پیدا کردن یک معادله که حالت تخمین فعلی x_k و ترکیب خطی از تخمین قبلی x_k^- را محاسبه کرده و یک تفاوت وزن بین مقدار واقعی اندازه گیری z_k و اندازه پیش بینی Hx_k^- که در معادله ی زیر نشان داده شده است محاسبه کند. برخی از مطابقت ها در منشأ احتمالات فیلتر آورده شده است.

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (۶)$$

مقدار تفاضل در رابطه فوق را اندازه گیری نوآورانه یا مانده گویند. مانده اختلاف بین اندازه ی پیش بینی شده Hx_k^- و اندازه ی اصلی z_k را منعکس می کند. مانده صفر به معنای این است که هر دو کاملاً برابرند. ماتریس K که $n \times m$ است برای بهره یا عامل آمیختگی انتخاب شده است که کواریانس خطای استدلالی را کاهش می دهد. ابتدا نتیجه را برای صفر تنظیم کرده و سپس برای K حل می کنند. یک فرم نتیجه K برای کاهش در زیر آمده است:

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} = \frac{(P_k^- H^T)}{(HP_k^- H^T + R)} \quad (۷)$$

با توجه به رابطه (۷) مشهود است که کواریانس خطای اندازه گیری R نزدیک صفر است و بهره K وزن باقی مانده را سنگین ترمی کند. مخصوصاً اگر رابطه (۸) برقرار باشد.

$$\lim_{R_k \rightarrow 0} K_k = H^{-1} \quad (8)$$

در سمت دیگر اگر کواریانس خطای تخمینی قبلی P_k^- به سمت صفر میل می کند، بهره K وزن باقی مانده را بسیار کم می کند.

$$\lim_{P_k^- \rightarrow 0} K_k = H^{-1} \quad (9)$$

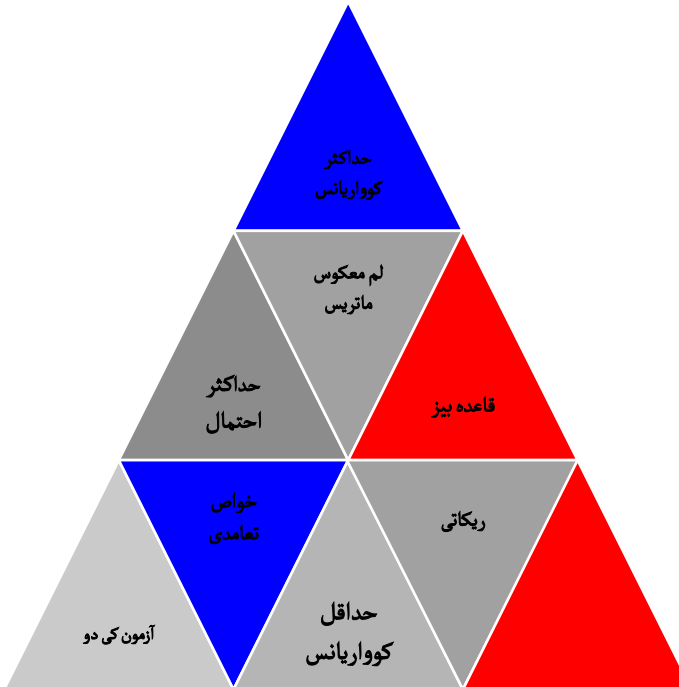
راه دیگر وزن دادن به K این است که اگر کواریانس خطای اندازه گیری R به سمت صفر میل کند، اندازه واقعی Z واقعی تر می شود و اندازه پیش بینی شده از واقعیت دور تر می شود. به عبارت دیگر کواریانس خطای تخمین قبلی اگر به سمت صفر میل کند، اندازه واقعی Z_k از واقعیت دور می شود و به واقعیت نزدیک می شود. توجیه معادله بیان شده در احتمال تخمین قبلی ریشه دارد که در اندازه گیری به Z_k نیز وابسته است. اکنون کافی است که برای فیلتر کالمن تنها دو لحظه ابتدایی توزیع حالت رادار نظر بگیریم.

$$\begin{aligned} E[x_k] &= \hat{x}_k \\ E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T] &= P_k \end{aligned} \quad (10)$$

تخمین حالت بیان شده متوسط (لحظه ی اول) توزیع حالت را که به صورت نرمال است منعکس می کند و شرایط آن باید بر طبق روابط قبلی باشد. کواریانس، خطای تخمینی واریانس توزیع حالت را که بار ابطه (11) نشان داده شده، را منعکس می کند.

$$p(x_k | z_k) = N(E[x_k], E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T])^T = N(\hat{x}_k, P_k) \quad (11)$$

در ابتدا ما باید ما شناختی بیشتر از آنچه در بخش قبل داشته باشیم بدین منظور به صورت خلاصه در شکل (1) پیش نهادی متفاوت در استخراج الگوریتم فیلتر کالمن، ارائه می شود.



شکل (۱) - روش‌های مختلف بدست آوردن الگوریتم فیلتر کالمن

۲-۱ ساختار کلی طراحی فیلتر کالمن

ردیاب α, β, γ ، بر اساس مشاهدات برای تخمین موقعیت و سرعت و شتاب، استفاده می‌شوند. همچنین از این فیلتر برای مشاهده پیش بینی موقعیت و سرعت برای حالت‌های بعدی نیز استفاده می‌شود. پیاده‌سازی ردیاب در شکل (۲) نشان داده شده است. به طور خلاصه ماتریس انتقال حالت به صورت زیر نشان می‌دهیم.

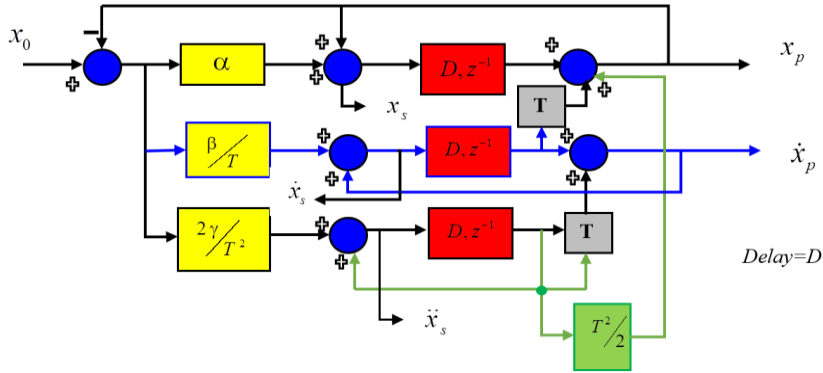
$$\phi = \begin{pmatrix} 1 & T & T/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (12)$$

ماتریس کوواریانس (مقارن) را می‌توان از معادله (۱۲) محاسبه کرد.

$$G = (1 \ 0 \ 0) \quad (13)$$

به این منظور، باید به این نکته توجه داشت که

$$K = \left(\alpha \quad \beta/T \quad \gamma^2/T \right)^T \quad (14)$$



شکل (۲)-پایده سازی برای یک ردیاب α, β, γ [۲۰-۲۱]

$$A = (1 - KG)\phi \begin{pmatrix} 1 - \alpha & (1 - \alpha)T & (1 - \alpha)T^2/2 \\ -\beta/T & -\beta + 1 & (1 - \beta/2)/T \\ -2\gamma/T^2 & -2\gamma/T & 1 - \gamma \end{pmatrix} \quad (15)$$

با جایگذاری روابط (۱۳) و (۱۴) در (۱۵) نسبت کاهش واریانس^۱ بدست می آید.

$$(VRR)_x = \frac{(2\beta(2\alpha^2 + 2\beta - 3\alpha\beta) - \alpha\gamma(4 - 2\alpha - \beta))}{(4 - 2\alpha - \beta)(2\alpha\beta + \alpha\gamma - 2\gamma)} \quad (16)$$

$$(VRR)_{\dot{x}} = \frac{(4\beta^3 - 4\beta^2\gamma + 2\gamma^2(2 - \alpha))}{T^2(4 - 2\alpha - \beta)(2\alpha\beta + \alpha\gamma - 2\gamma)} \quad (17)$$

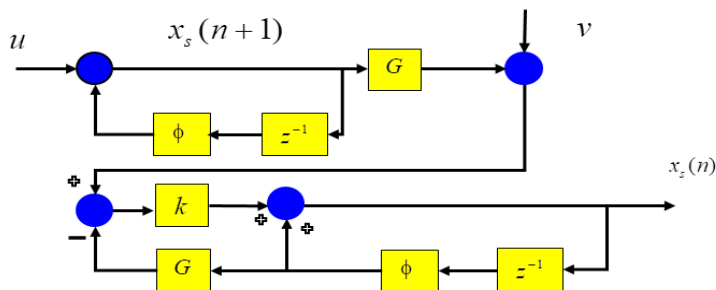
همانطور که می دانیم در مورد هر سیستم زمان گسسته، اگر و تنها اگر تمام قطب های آن درون دایره واحد باشد، پایدار خواهد بود. پس نتیجه می گیریم که باید رابطه (۱۸) برقرار باشد.

¹ Variance Reduction Ratio (VRR)

$$|I - AZ^{-1}| = 0 \quad (18)$$

در شکل (۳) یک ساختار کلی برای یک فیلتر کالمن ارائه شده است.

$$\begin{aligned} x(n|n) &= x_s(n) \\ &= x(n|n-1) + k(n)[y(n) - G(n|n-1)] \end{aligned} \quad (19)$$



شکل (۳)-ساختار کلی برای یک فیلتر کالمن [۲۰-۲۱]

$$E\{\ddot{x}(t)\ddot{x}(t+t_1)\} = \sigma_a^2 e^{\frac{t_1}{\tau_m}} \quad (20)$$

پس از ساده سازی ماتریس انتقال حالت به صورت زیر خواهد شد

$$\phi = \begin{pmatrix} 1 & T & \frac{1}{\beta_m^2}(-1 + \beta_m T + \rho_m) \\ 0 & 1 & \frac{1}{\beta_m}(1 - \rho_m) \\ 0 & 0 & \rho_m \end{pmatrix} \quad (21)$$

با توجه به [۲۲] $\beta_m T = T/\tau_m$ مقداری کوچک است (هدف دارای شتاب ثابت است)، سپس رابطه (۲۱) به رابطه (۲۲) تقلیل می‌یابد به طور معمول، فاصله نمونه گیری بسیار کمتر از مانور است τ_m زمان ثابت است [۲۱].

$$\phi = \begin{pmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T\left(1 - \frac{T}{2\tau_m}\right) \\ 0 & 0 & \rho_m \end{pmatrix} \quad (22)$$

اگر دو فرضیه برای خودمان در نظر بگیریم که

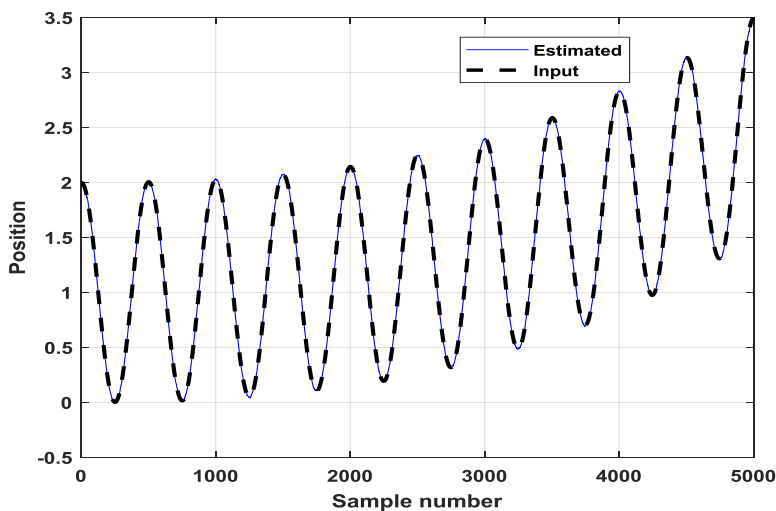
اولاً: " $\tau_m \geq T$ " آن گاه می توان ماتریس کوواریانس را به صورت زیر بیان نمود:

$$C = \frac{2\sigma_m^2}{\tau_m} \begin{pmatrix} \frac{T^5}{20} & \frac{T^4}{8} & \frac{T^3}{6} \\ \frac{T^4}{8} & \frac{T^4}{3} & \frac{T^2}{2} \\ \frac{T^3}{6} & \frac{T^2}{2} & T \end{pmatrix} \quad (23)$$

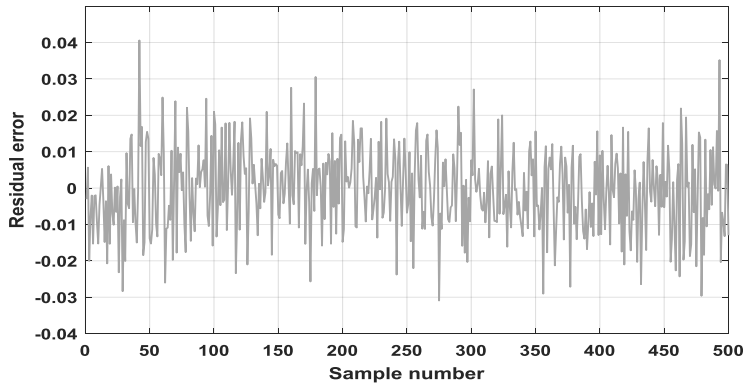
فرض دوم: " $\tau_m \leq T$ " آن گاه می توان ماتریس کوواریانس را به صورت زیر بیان نمود:

$$C = \sigma_m^2 \begin{pmatrix} \frac{2T^3\tau_m}{20} & T^2\tau_m & \tau_m^2 \\ T^2\tau_m & 2T\tau_m & \tau_m \\ \tau_m^2 & \tau_m & 1 \end{pmatrix} \quad (24)$$

در شکل (۴) موقعیت های درست و پیش بینی شده مانور ضیف قطعه ای تولید شده و شکل (۵) خطای باقیمانده برای این سناریو ارائه شده است.

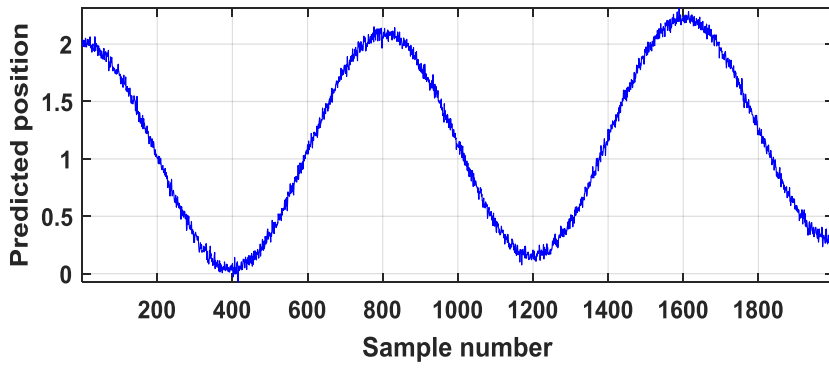
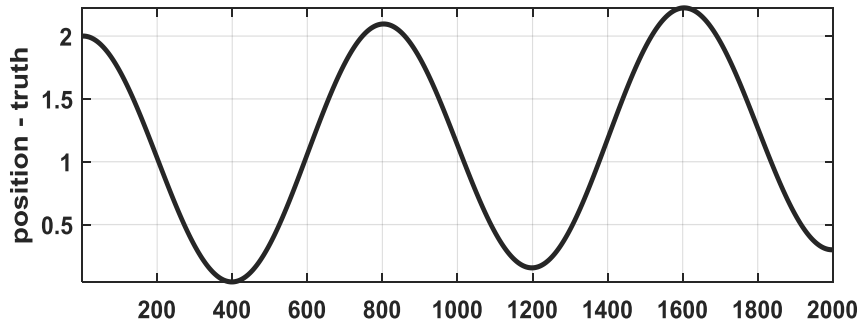


شکل (۴) - موقعیت‌های درست (خط چین - مشکی) و پیش بینی شده (خط پیوسته - آبی)

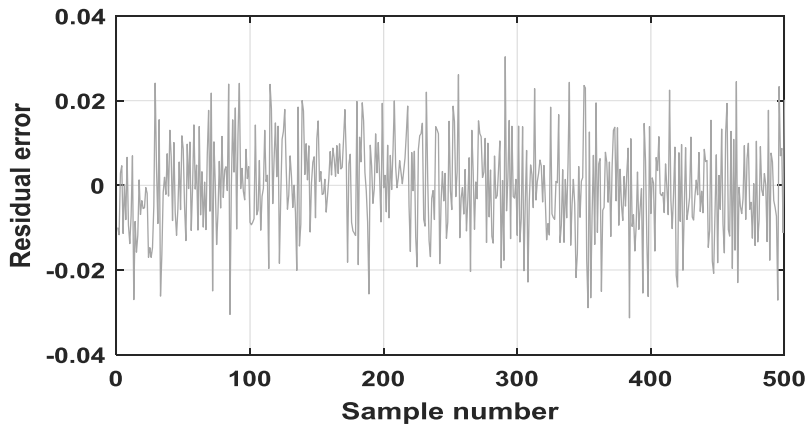


شکل (۵) - خطای باقیمانده

در شکل (۶) موقعیت‌های درست و پیش بینی شده با مانور تهاجمی با استفاده از مدل در متلب ارائه شده است. و در شکل (۷) خطای باقیمانده برای این سناریو ارائه شده است. در جدول (۱) مقدار داده‌ها در شکل‌های (۴-۷) ارائه شده است.



شکل (۶) - موقعیت‌های درست (بالا) و پیش‌بینی شده (پایین) با مانور تهاجمی



شکل (۷) - خطای باقیمانده

جدول (۱) - مقدار داده‌ها در شکل‌های (۷-۴)

نشانه	تشریح	داده‌ها	نشانه	تشریح	داده‌ها
$npts$	تعداد نقاط در موقعیت ورودی	2000	N_{var}	حالت مطلوب واریانس نویز	0.5
T	فاصله نمونه گیری	1	residual	آرایه خطای موقعیت (باقی مانده)	[0.891, ..., 0.0479]
x_0	بردار حالت اولیه	[1, 0.1, 0.01]	estimate	مجموعه ای از موقعیت پیش بینی	[1.991, ..., 0.3520]
INP	آرایه ورودی	$(1+0.2 \times t + 0.1 \times t^2) + \dots$ $\cos(2 \times \pi \times 2.5 \times t)$	R	واریانس نویز	0.3520

۳- ردیابی مسیر طراحی

در ادامه مقاله ما پیاده سازی ردیابی رادار مبتنی بر فیلتر کالمن را براساس رادار ارائه می گردد. تنظیمات رادار و تشخیص‌های موجود هدف، بین دو تا شش دوران آنتن شروع می شود. در پیاده سازی متلب، ردیابی به طور خودکار مقادیر اولیه برای \mathbf{x}_0 و \mathbf{P}_0 را دریافت می کند. برای ایده‌های انواع سناریوهای پروازی می توان به مراجع [۲۳-۵۲] مراجعه نمود. پیاده سازی متلب در فرکانس یک هرتز با نرخ ورودی ۱ هرتز اجرا می شود. اول از همه سیستم‌های مختصات درگیر باید در نظر گرفته شود. ورودی‌ها به ردیاب محدوده اندازه گیری و زاویه سمت هستند، بنابراین:

$$z_k = (zr_k \quad z\theta_k)^T \quad (25)$$

بردار داده‌ها خروجی هدف در رادار ما، در جهت شمالی مختصات دکارتی در مبدا قرار می گیرد.

$$\hat{x}_{out} = (r_x \quad r_y \quad v_x \quad v_y)^T$$

رادار ردیاب از یک سیستم مختصات با هدف در مبدا و با یکی از محور مختصات با مسیر جهت هدف استفاده می کند. بنابراین ردیابی باید موارد زیر را داشته باشد:

الف: سیستم مختصات ورودی قطبی.

ب: سیستم مختصات در حال حرکت و چرخش در داخل الگوریتم کالمن فیلتر.

ج: سیستم خروجی داده‌های هدف دکارتی.

ماتریس مشاهده به صورت زیر تعریف می نمایم:

$$H_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (27)$$

اما همانطور که در قبل توضیح داده شد، ردیاب همچنین شامل اندازه گیری برای پیگیری گام ارتباط است. هنگامی که فاصله بین اندازه گیری و موقعیت پیش بینی شده بیشتر از یک مقدار معین باشد، ماتریس مشاهده به صورت خواهد بود:

$$H_k = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (28)$$

این باعث می شود که فیلترکالمن به صفر برسد و هیچ بخش از اندازه گیری در محاسبه تخمین صورت نگیرد. هر انحراف از مسیر مستقیم پرواز مدل شده را می توان به عنوان نویز در نظر گرفت و ما آن را به صورت نویز سیستم $w_k - 1$ معرفی می نماییم. از این بردار، ماتریس کواریانس نویز سیستم در رابطه (29) نشان داده شده که در [26] شرح داده شده است.

$$Q_k - 1 = \left[(w_k - 1)(w_k^T - 1) \right] \quad (29)$$

برای اینکه بتوانیم دینامیک ردیابی را تغییر دهیم، از مجموعه ای از دو ماتریس کواریانس خطای مختلف استفاده می شود. Q_1 که زمانی استفاده می شود که هدف مانور نداشته باشد، و اجازه می دهد تا هدف را به $10 \text{ m} / \text{s}^2$ برسد و Q_2 ، زمانی که ردیاب مانور هدف را شناسایی کرده است استفاده می شود. و اجازه می دهد که هدف مانورهای تا $60 \text{ m} / \text{s}^2$ را داشته باشد.

$$Q_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 100 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 100 \end{pmatrix}; Q_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3600 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3600 \end{pmatrix} \quad (30)$$

ماتریس ژاکوبین حالت انتقال، به صورت زیر خواهد بود

$$A_{k-1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & C(\delta\hat{\theta}) & S(\delta\hat{\theta}) \\ 0 & 0 & -S(\delta\hat{\theta}) & C(\delta\hat{\theta}) \\ 0 & 0 & C(\delta\hat{\theta}) & S(\delta\hat{\theta}) \\ 0 & 0 & -S(\delta\hat{\theta}) & C(\delta\hat{\theta}) \end{pmatrix}; \text{Cos} = C; \text{Sin} = S \quad (31)$$

که در آن $\delta\hat{\theta}$ تفاوت بین زاویه θ_k و θ_{k-1} می باشد. انحراف استاندارد خطاهای اندازه گیری رادار را، در محدوده ۲۵ متر و در سمت ۳ / ۰ درجه در نظر می گیریم. در نتیجه ماتریس کوواریانس خطای اندازه گیری را در رابطه (۳۲) مشاهده می کنید

$$R_k = \begin{pmatrix} 625 & 0 \\ 0 & r_{k1} | r_{k2} / 36500 \end{pmatrix} \quad (32)$$

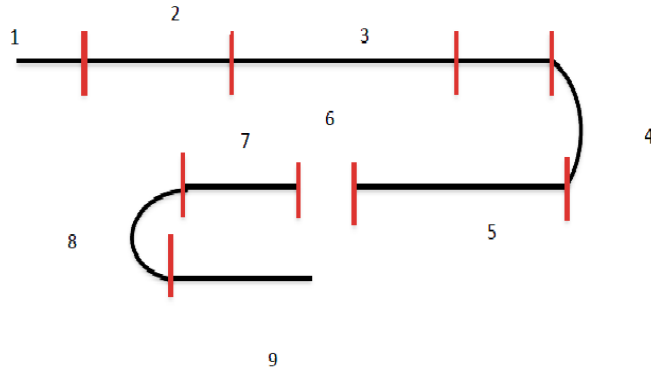
به غیر از اهداف بسیار نزدیک به رادار، اندازه گیری های محدوده دقیق تر از اندازه گیری های سمت است. در ۵۰ کیلومتری انحراف استاندارد خطای سمت حدود ۲۶۰ متر است، یعنی ده برابر انحراف استاندارد خطای محدوده است. اگر مرتبه ماتریس فیلتر کالمن و کوواریانس خطا به ترتیب 4×2 و 4×4 در نظر بگیریم و اندازه گیری برای پیگیری ارتباط و تعیین مانور هدف در رادار، ردیاب ابتدا اندازه گیری های جدید را به مسیرهای موجود مرتبط می کند. برای انجام این کار، پنجره انجمنی در اطراف موقعیت هدف تخمین زده می شود. ساختن روند ارتباط موثر، پنجره باید تا حد ممکن کوچک باشد، تا اهداف دیگری دخالت نکنند، اما هنوز هم به اندازه کافی بزرگ است تا مانورهای هدف و نویز سیستم اندازه گیری شود. در رادار مورد نظری پنجره ها تا اندازه ای پویا هستند و بین 200×200 متر تا 300×300 متر متغیر هستند. همان طور که احتمالاً در بعضی موارد به ماتریس کوواریانس خطا مرتبط است، در پیاده سازی در متلب، اندازه پنجره اتصال به 10 انحراف استاندارد y و x مقادیر ماتریس کوواریانس خطا تنظیم خواهد شد. این مقدار حداقل 200×200 متر و حداکثر اندازه 3000×3000 متر محدود می شود. همان طور که در بالا ذکر شد، ردیاب همچنین شامل یک بخش تشخیص مانور است که باعث می شود که بیشتر به مانورهای هدف پاسخ دهد. اگر فاصله بین موقعیت پیش بینی شده و اندازه گیری بیش از نصف اندازه پنجره مشارکتی باشد، علامت مانور تنظیم می گردد. این علامت، انتخاب ماتریس کوواریانس خطا را امکان پذیر می سازد تا تاثیر بیشتری بر موقعیت اندازه گیری شده در محاسبه تخمین داشته باشد.

۴- سناریو شبیه سازی های مسیر

هدف شبیه سازی مورد استفاده برای ارزیابی اجرای متلب رفتار زیر است:

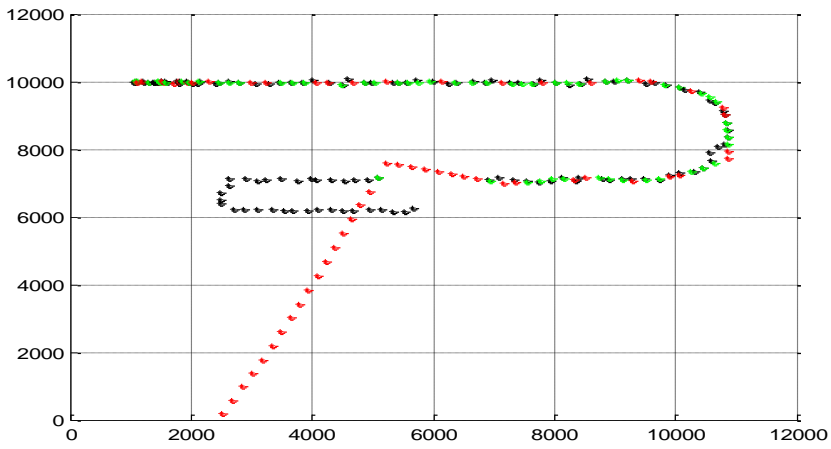
۱. سرعت ثابت 50 m/s و حرکت در یک جهت مشخص .
۲. حرکت با شتاب 20 m/s^2 تا سرعت نهایی 200 m/s
۳. سرعت ثابت 200 m/s و حرکت در یک جهت مشخص
۴. سرعت چرخش $3G$ با سرعت 200 m/s .
۵. سرعت ثابت 200 m/s و حرکت در یک جهت مشخص

۶. گم شدن هدف در ثانیه ۷.
۷. سرعت ثابت 200 m/s و حرکت در یک جهت مشخص.
۸. سرعت چرخش $9G$ با سرعت 200 m/s .
۹. سرعت ثابت 200 m/s و حرکت در یک جهت مشخص.

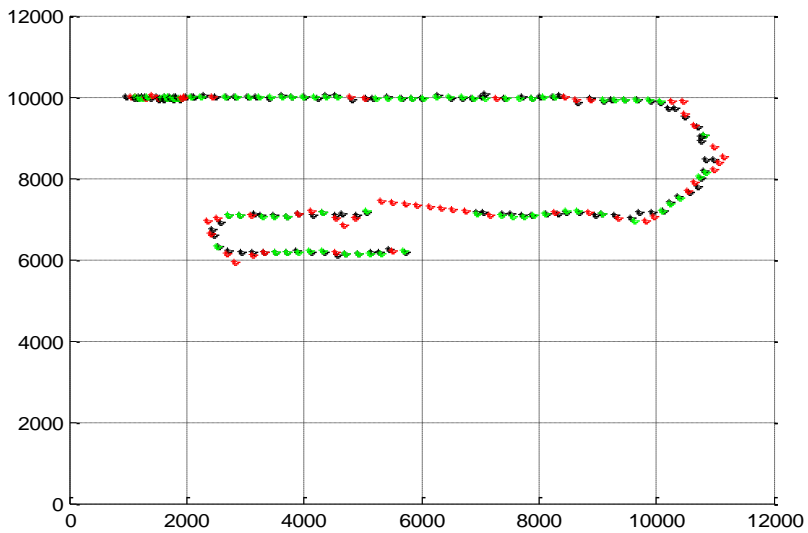


شکل (۸) - رفتار هدف شبیه سازی شده

اگر اندازه گیری های ورودی توسط نویز گوسی سفید خراب شود؛ ردیاب باید قادر باشد تا هدف شبیه سازی شده را تا زمانیکه چرخش ۹ قسمتی ردیابی کند، ردیابی نماید. اندازه گیری های با رنگ سیاه مشخص هستند و تخمین ها به رنگ سبز یا قرمز هستند. و در مسیرهایی رنگ قرمز برای نشانه دار کردن مانور هدف مورد استفاده قرار می گیرد. هدف هر در زمانی که شتاب و چرخش دنبال می گردد، پیش بینی سرعت و عنوان در طول زمانی که هدف قابل مشاهده نیست (قسمت ۶ از مسیر) به اندازه کافی خوب نیست که هدف را از دست ندهد وقتی که دوباره ظاهر شود. هدف تا زمانی که نوبت بیش از $3G$ به طول می انجامد تا زمانی که چرخش $9G$ در قسمت ۸ مسیر ایجاد شود، ردیابی می شود. با این حال، نیز نشان می دهد که گاهی اوقات هدف حتی در حین و پس از انجام چرخش $9G$ دنبال می شود (شکل ۹). این باید حاصل از این واقعیت باشد که ردیاب اجازه می دهد نوسانات $3G$ به اضافه یک مقدار مشخصی از نویز اندازه گیری شود. این را می توان در شکل (۱۰) مشاهده کرد.



شکل (۹) - رفتار هدف با سناریو تعریف شده



شکل (۱۰) - آنالیز رفتار کامل هدف

۵- تشکر و قدردانی

از دانشکده برق دانشگاه پدافند هوایی نهایت قدردانی می‌شود

۶- تعارض منافع

نویسنده(گان) اعلام می‌دارند که در مورد انتشار این مقاله تضاد منافع وجود ندارد. علاوه بر این، موضوعات اخلاقی شامل سرقت ادبی، رضایت آگاهانه، سوء رفتار، جعل داده‌ها، انتشار و ارسال مجدد و مکرر توسط نویسندگان رعایت شده است.

۷- دسترسی آزاد

این نشریه دارای دسترسی باز است و اجازه اشتراک (تکثیر و بازآرایی محتوا به هر شکل) و انطباق (بازترکیب، تغییر شکل و بازسازی بر اساس محتوا) را می‌دهد.

۸- نتیجه گیری

ما در این مقاله کوشش نمودیم که به طور صحیح ردیابی هدف مورد استفاده در یک رادار عملیاتی با کمک از تکنیک فیلتر کالمن و متلب پیاده سازی نموده، و هدف شبیه سازی شده برنامه ریزی شده برای رفتار مانور هوایی مورد بررسی قرار دهیم. در قسمت اول شبیه سازی حالت کلی برای ردیابی با استفاده فیلتر کالمن نمایش داده و در قسمت بعد سناریو کامل از یک هدف شبیه ساز مورد بررسی قرار گرفت. سناریوهای معرفی شده بر مبنای درک از مانورهای واقعی به همراه نویزها در طول این مانورها به شبیه سازی وارد شده است که این خود به جهت بهینه سازی عملکرد این مدل سازی انجام شد. آنچه مورد تایید قرار گرفته است نحوه عملکرد مناسب مدل معرفی شده در شبیه سازی می‌باشد. به خوانندگان پیشنهاد می‌گردد که مسئله را در حالت سه بعد مورد بررسی قرار دهند.

۶. مراجع

- [1] ع. نوریان، "ردیابی اهداف متحرک با فرض گم شدن هدف در قسمتی از مسیر با به کارگیری فیلتر کالمن"، دانشگاه صنعتی شاهرود ۱۳۹۱.
- [2] م. س. پور، "ردیابی اهداف متحرک در یک سیستم رادار "TWS" وزارت علوم، تحقیقات و فناوری - دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۷۶.

- [3] M. de F. Coelho, K. Bousson, and K. Ahmed, "An improved extended kalman filter for radar tracking of satellite trajectories," *Designs*, 5(3), 2021, doi: [10.3390/designs5030054](https://doi.org/10.3390/designs5030054).
- [4] O. J. Montañez, M. J. Suarez, and E. A. Fernandez, "Application of Data Sensor Fusion Using Extended Kalman Filter Algorithm for Identification and Tracking of Moving Targets from LiDAR–Radar Data," *Remote Sens.*, 15(13), 2023, doi: [10.3390/rs15133396](https://doi.org/10.3390/rs15133396).
- [5] T. Jagadesh and B. Sheela Rani, "Time Delay Estimation in Radar System using Fuzzy Based Iterative Unscented Kalman Filter," *Comput. Syst. Sci. Eng.*, 44(3), pp. 2569–2583, 2023, doi: [10.32604/csse.2023.027239](https://doi.org/10.32604/csse.2023.027239).
- [6] P. Uwigize, S. K. Rao, and G. N. Divya, "Application of kalman filter for radar target tracking.," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2023, 2471(1), doi: [10.1088/1742-6596/2471/1/012002](https://doi.org/10.1088/1742-6596/2471/1/012002).
- [7] T. Cheng and C. Cao, "Kalman filter based on intermediate transition state for radar target tracking with nonlinear measurements," *Digit. Signal Process.*, vol. 143, p. 104251, 2023, doi: [10.1016/j.dsp.2023.104251](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2023.104251).
- [8] S. Wei, L. Zhang, and H. Liu, "Integrated Kalman Filter of Accurate Ranging and Tracking With Wideband Radar," in *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(12), pp. 8395–8411, doi: [10.1109/TGRS.2020.2987854](https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.2987854).
- [9] M.-H. Cho and M.-J. Tahk, "Decorrelated Debiased Converted Measurement Kalman Filter for Phased Array Radar Tracking System," in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(1), pp. 581–595, doi: [10.1109/TAES.2021.3111721](https://doi.org/10.1109/TAES.2021.3111721).
- [10] M. Arsalan, A. Santra, and C. Will, "Improved Contactless Heartbeat Estimation in FMCW Radar via Kalman Filter Tracking," *IEEE Sensors Lett.*, 4(5), pp. 3–6, 2020, doi: [10.1109/LSSENS.2020.2983706](https://doi.org/10.1109/LSSENS.2020.2983706).
- [11] K. Jaroś and W. Buda, "Analysis of association gates in radar tracking based on Kalman filter," 1144206(**February**)2020, p. 36, 2020, doi: [10.1117/12.2565276](https://doi.org/10.1117/12.2565276).
- [12] H. Rezaei, M. A. Sebt, N. Zarei, and G. Saadati Moghadam, "Closed-form angle estimation of unresolved targets in monopulse radar to counter the angular electronic attack," *IET Signal Process.*, 17,(4), 2023, doi: [10.1049/sil2.12203](https://doi.org/10.1049/sil2.12203).
- [13] H. Rezaei, M. A. Sebt, N. Zarei, and G. Saadati Moghadam, "Unambiguous Direction Estimation and Localization of Two Unresolved Targets via Monopulse Radar," *Electron.*, 11(22), pp. 1–11, 2022, doi: [10.3390/electronics11223780](https://doi.org/10.3390/electronics11223780).
- [14] A. Toloei and S. Niazi, "State Estimation for Target Tracking Problems with Nonlinear Kalman Filter Algorithms," *Int. J. Comput. Appl.*, 98(17), pp. 30–36, 2014, doi: [10.5120/17277-7708](https://doi.org/10.5120/17277-7708).
- [15] K. Roy, B. Levy, and C. J. Tomlin, "Target tracking and Estimated Time of Arrival (ETA) prediction for arrival aircraft," *Collect. Tech. Pap. - AIAA Guid. Navig. Control Conf. 2006*, 4(**August**), pp. 2257–2278, 2006, doi: [10.2514/6.2006-6324](https://doi.org/10.2514/6.2006-6324).
- [16] S. Shantaiya, K. Verma, and K. Mehta, "Multiple Object Tracking using Kalman Filter and Optical Flow," *Eur. J. Adv. Eng. Technol.*, 2(2), pp. 34–39, 2015.
- [17] K. Meier and A. Desai, "Using the Kalman Filter to Estimate the State of a Maneuvering Aircraft," pp. 1–5, 2008,
- [18] H. Khadilkar and H. Balakrishnan, "A Multi-Modal Unscented Kalman Filter

- for Inference of Aircraft Position and Taxi Mode from Surface Surveillance Data,” in *American Institute of Aeronautics and Astronautics*, 2011, pp. 1–11.
- [19] J. Liu, Z. Wang, M. A. I. Xu, and S. Member, “A Kalman Estimation Based Rao-Blackwellized Particle Filtering for Radar Tracking,” *IEEE Access*, vol. 5, pp. 8162–8174, 2017, doi: [10.1109/ACCESS.2017.2693288](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2693288).
- [20] B. R. Mahafza and D. Ph, *Simulations for Radar Systems Design (Index)*. CRC Press, 2004.
- [21] K. V. Ramachandra, *Kalman Filtering Techniques for Radar Tracking*. 2000.
- [22] R. A. Singer, “Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets,” *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, AES-6(4), pp. 473–483, 1970, doi: [10.1109/TAES.1970.310128](https://doi.org/10.1109/TAES.1970.310128).
- [23] R. Tarighi, A. H. Mazinan, M. H. Kazemi, “Velocity Control of Nonlinear Unmanned Rotorcraft using Polytopic Modelling and State Feedback Control,” *ADMT J.*, 13(3), pp. 33–49, 2020, doi: [10.30495/admt.2020.1881971.1151.Biographical](https://doi.org/10.30495/admt.2020.1881971.1151.Biographical).
- [24] R. Tarighi, A. H. Mazinan, M. H. Kazemi, “Trajectory Tracking of Nonlinear Unmanned Rotorcraft Based on Polytopic Modeling and State Feedback Control,” *IETE J. Res.*, 68(5), pp. 3720–3738, 2022, doi: [10.1080/03772063.2020.1779136](https://doi.org/10.1080/03772063.2020.1779136).
- [25] R. Tarighi, A. H. Mazinan, M. H. Kazemi, “Polytopic Attitude Control System for Nonlinear Unmanned Rotorcraft,” *Iran. J. Sci. Technol. - Trans. Electr. Eng.*, 1(2016), 2021, doi: [10.1007/s40998-021-00412-1](https://doi.org/10.1007/s40998-021-00412-1).
- [26] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Est imat ion Theory*. Prentice-Hall PTR, 2013.